

Klasifikasi Jenis Bunga Menggunakan *Support Vector Machine* dengan Fitur HSV dan HOG

Arinda Yola Kuswari¹, Muhammad Ade Rahman², Derry Alamsyah³

^{1,2} STMIK Global Informatika MDP; Jl. Rajawali No.4, +62(711)376400/376360

³ Program Studi Teknik Informatika STMIK Global Informatika MDP, Palembang

e-mail: * arindayola@mhs.mdp.ac.id, rahman.ade45@mhs.mdp.ac.id, derry@mdp.ac.id

Abstrak

Penelitian ini menggunakan dataset *flowers recognition* yang memiliki 5 jenis bunga dimana setiap jenis bunga ada 80 gambar yang akan di resize berukuran 320x240 pixel. Setelah resize akan dilakukan tahap segmentasi warna HSV dengan mengambil nilai value sehingga menjadi grayscale yang akan dilanjutkan ke proses HOG dan untuk mengklasifikasikan jenis bunga menggunakan *Support Vector Machine*. Performa SVM dengan fitur HSV dan HOG ditentukan melalui nilai *precision*, *recall* dan *accuracy* dimana performa untuk masing-masing bunga, yaitu daisy (76%, 53%, 87%), dandelion (85%, 41%, 86%), rose (74%, 49%, 86%), sunflower (74%, 45%, 87%), tulip (75%, 42%, 86%). Performa SVM dengan fitur HSV dan HOG yang mendapatkan nilai terbaik yaitu bunga daisy, dengan kemampuan sistem dalam membedakan data (+, -) ditunjukkan oleh nilai *precision* sebesar 76%, dan kemampuan sistem dalam mengenali data positif sebesar 53%, dan secara umum fungsi sistem dalam mengenali data adalah sebesar 87%.

Kata kunci— Bunga, HSV, HOG, *Support Vector Machine*

Abstract

This study uses dataset *flowers recognition* which has 5 types of flowers where each type of flower has 80 images which will be resized at 320x240 pixels. After resizing, the HSV color segmentation stage will be carried out by taking the value so that it becomes grayscale which will be continued to the HOG process and to classify the types of flowers using *Support Vector Machine*. SVM performance with HSV and HOG features is determined through the value of *precision*, *recall* and *accuracy* where the performance for each flower, namely daisy (76%, 53%, 87%), dandelion (85%, 41%, 86%), rose (74%, 49%, 86%), sunflower (74%, 45%, 87%), tulips (75%, 42%, 86%). SVM performance with HSV and HOG features that get the best value is daisy, with the ability to distinguish data (+, -) indicated by *precision* values of 76%, and the ability of the system to recognize positive data by 53%, and in general the system function is recognizing data is 87%.

Keywords— Flowers, HSV, HOG, *Support Vector Machine*

1. PENDAHULUAN

Bunga adalah salah satu tanaman. Pendahuluan menguraikan yang memiliki banyak jenis. Setiap jenis bunga memiliki ciri-ciri yang beraneka ragam keunikannya yang bisa dikenali melalui warna dan bentuk. Namun warna dan bentuk bunga ada yang memiliki kesamaan yang tidak semua orang bisa untuk mengenali setiap jenis bunga. Hal tersebut dapat diatasi dengan mengetahui ciri-cirinya. seperti pada bunga matahari dan aster, keduanya serupa. Meskipun serupa bunga matahari memiliki bentuk batang yang basah, daun yang tinggi dan bunga yang

berukuran besar dengan warna kuning menyerupai matahari dan memiliki biji-bijian pada tengah bagian bunga. Sementara itu bunga aster berbentuk melingkar dengan kelopak dan mahkota bunga yang banyak dan terpisah serta bunga aster memiliki banyak warna, antara lain berwarna putih, merah dan lavender.

Dengan mengetahui ciri-ciri bunga tersebut maka dapat dibedakan melalui pengenalan pola (*pattern recognition*). Pola adalah entitas yang dapat diidentifikasi melalui ciri-cirinya (*features*). Ciri yang bagus memiliki daya pembeda yang tinggi, sehingga pengelompokan pola berdasarkan ciri yang dimiliki dapat dilakukan dengan keakuratan yang tinggi. Ciri pada suatu pola diperoleh dari suatu objek dengan objek lain yang bertujuan untuk menentukan kelompok atau kategori pola berdasarkan ciri-ciri yang dimiliki untuk membedakan suatu objek. Dengan menggunakan pengenalan pola, bentuk dan warna dari jenis bunga dapat diambil dari gambarnya (citra) untuk dipergunakan mengenali jenis-jenis bunga dengan memanfaatkan sistem pengenalan klasifikasi bunga. Pada sistem pengenalan klasifikasi bunga akan diklasifikasikan atau digambarkan sesuatu berdasarkan pengukuran kuantitatif fitur (ciri-ciri bunga). Ada beberapa fitur yang dapat digunakan dalam sistem pengenalan pola pada citra, seperti HOG.

HOG merupakan salah satu metode yang digunakan dalam pengolahan citra digital untuk mengekstraksi fitur. Teknik ini menghitung jumlah kemunculan orientasi gradien pada bagian citra digital yang dilokalisasi. Fitur ekstraksi ini dapat menghasilkan struktur gradien yang bentuknya menyerupai objek asli. Penggunaan HOG sebagai ekstraksi ciri memiliki kemampuan pengenalan bentuk yang lebih baik dengan akurasi yang tinggi dan proses pelatihan menggunakan fitur ini memiliki waktu yang cepat, seperti pada pengenalan mobil, hasil akurasi 82,5% [1]. Penerapan pada *smile detection* memiliki hasil 87% untuk nilai *Precision* dan nilai *Recall*, 82% untuk nilai *Accuracy*-nya [2].

Selanjutnya, citra sendiri memiliki fitur warna yang dapat ditransformasi ke berbagai standar salah satunya HSV. HSV terdiri dari tiga elemen yaitu Hue mewakili warna, *Saturation* mewakili tingkat dominasi warna, dan Value mewakili tingkat kecerahan. HSV terdapat warna-warna yang sama dengan ditangkap oleh indra manusia sedangkan model yang dibentuk model warna lain seperti RGB merupakan hasil campuran dari warna *primer*. Dengan demikian metode ini cenderung mendeteksi warna dan tingkat dominasi serta kecerahannya. Penggunaan HSV pada klasifikasi citra buah memiliki akurasi sebesar 94% [3]. Penggunaan HOG pada deteksi logo dalam gambar mencapai presisi sebesar 54,2% [4] dan deteksi buah pada pohon memiliki akurasi sebesar 76% [5].

Untuk klasifikasi terdapat metode yang dapat digunakan seperti *Support Vector Machine* (SVM) merupakan salah satu metode *learning machine*. Metode ini bekerja atas prinsip *Structural Risk Minimization* (SRM) dengan tujuan menemukan *hyperplane* terbaik yang memisahkan dua buah *class* pada *input space* juga bertujuan untuk meminimalkan batas atas dari *general error*.

Keuntungan lain menggunakan SVM adalah metode ini dapat dianalisis secara teoritis menggunakan konsep teori pembelajaran komputasi. Penelitian menggunakan metode SVM seperti pada klasifikasi gambar berwarna menggunakan metode SVM memiliki hasil akurasi 74,21% [6].

Berdasarkan uraian pada paragraf sebelumnya, fitur model warna HSV dan ekstraksi fitur HOG memiliki tingkat akurasi yang baik untuk mengenali warna dan bentuk dan metode klasifikasi SVM baik dalam mengenali objek. Namun sebelumnya, penelitian mengenai klasifikasi jenis bunga menggunakan SVM dengan fitur HSV dan HOG belum pernah dilakukan saat ini, oleh karena itu penelitian ini penting dilakukan, untuk mengetahui tingkat akurasinya. Maka dilakukan penelitian dalam menerapkan metode klasifikasi SVM dengan fitur HSV dan HOG untuk mengklasifikasi jenis bunga.

2. METODE PENELITIAN

2.1 Studi Literatur

Tahapan ini merupakan pencarian beberapa jurnal dan buku yang terkait mengenai klasifikasi jenis bunga menggunakan bermacam metode yang digunakan, jurnal yang terkait mengenai metode segmentasi warna HSV, ekstraksi ciri HOG, dan metode klasifikasi SVM.

2.1.1 Hue Saturation and Value

Model warna HSV terbagi menjadi 3 yaitu *Hue*, *Saturation* dan *Value*. *Hue* menyatakan warna merah, *violet*, dan kuning. *Hue* digunakan untuk membedakan dan menentukan warna kemerahan (*redness*), kehijauan (*greeness*), dan sebagainya, dari cahaya. *Hue* berasosiasi dengan panjang gelombang cahaya. *Saturation* yaitu tingkat kemurnian suatu warna yang mengindikasikan seberapa banyak warna putih yang diberikan pada warna. *Value* adalah atribut yang menyatakan banyaknya cahaya yang diterima oleh mata tanpa memperdulikan warna [7].

Kelebihan dari permodelan warna HSV (*Hue Saturation Value*) ini yaitu sangat mirip dengan RGB (*Red Green Blue*) sehingga menyerupai dengan aslinya. Namun, komponen HSV lebih kompleks dari RGB (*Red Green Blue*). Sehingga warna-warna yang dihasilkan mudah ditangkap oleh indra manusia. Perhitungan konversi RGB menjadi HSV dapat dirumuskan sebagai berikut

$$H = \arccos\left[\frac{\frac{1}{2}(2R-G-B)}{(R-B)^2 - (R-B)(G-B)}\right] \quad (1)$$

$$S = \frac{\max(R,G,B) - \min(R,G,B)}{\max(R,G,B)} \quad (2)$$

$$V = \max(R, G, B) \quad (3)$$

2.1.2 Histogram of Oriented Gradient

Histogram Of Oriented Gradients ini digunakan untuk mengekstraksi fitur yang digunakan pada *computer vision* dan pengolahan citra dengan cara menghitung nilai *gradient* pada suatu citra untuk mendapatkan hasil yang akan digunakan dalam mendeteksi objek.

Proses didalam penerapan HOG yaitu membagi citra menjadi blok yang nantinya didalam blok terdapat sel, setiap blok terdapat nilai *gradient* arah atau nilai orientasi tepi untuk *pixel*. Berikut adalah implementasi HOG yang dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Implementasi HOG

Langkah – langkah implementasi HOG yaitu pertama perhitungan *Gradient*, Orientasi *Binning*, lalu deskriptor blok. Kemudian tahap lanjut didalam proses HOG yaitu mencari nilai perhitungan *gradient*. Perhitungan *gradient* menggunakan persamaan (4), (5).

$$I_x(r, c) = I(r, c + 1) - (r, c - 1) \quad (4)$$

$$I_y(r, c) = I(r + 1, c) - (r - 1, c) \quad (5)$$

atau menggunakan *Central Different Gradient Operator*, yaitu :

I merupakan *image* dan r sebagai baris dan c sebagai kolom, setelah nilai I_x dan I_y telah didapatkan, maka selanjutnya yaitu proses mencari nilai *magnitude* μ (besar *gradient*) menggunakan persamaan (6).

$$\mu = \sqrt{I_x^2 + I_y^2} \quad (6)$$

Setelah mendapatkan nilai μ , maka menjadikan nilai μ mencari nilai θ orientasi menggunakan persamaan (7).

$$\theta = \frac{180}{\pi} (\tan^{-1}(I_y, I_x) \bmod \pi) \quad (7)$$

Setelah mendapatkan nilai θ dari tiap blok maka mencari nilai orientasi sel *histogram* untuk nilai bin j , C_i dan w menggunakan persamaan (8), (9), (10).

$$w = \frac{180}{B} \quad (8)$$

$$\text{bin } j = \lfloor \frac{\theta}{w} - \frac{1}{2} \rfloor \bmod B \quad (9)$$

dengan batasan $[w_i, w(i + \frac{1}{2})]$

$$C_i = w(i + \frac{1}{2}) \quad (10)$$

Kemudian nilai yang didapatkan melakukan *vote bin* yang terbagi dua macam yaitu *vote bin* V_j pada persamaan (11) dan *vote bin* $(j + 1)$ yang pada persamaan (12) nilai B didapatkan dari jumlah bin yang ditentukan.

$$V_j = \mu \frac{C_j + 1}{w} \quad (11)$$

$$V_{j+1} = \mu \frac{\theta - C_j}{w} \quad (12)$$

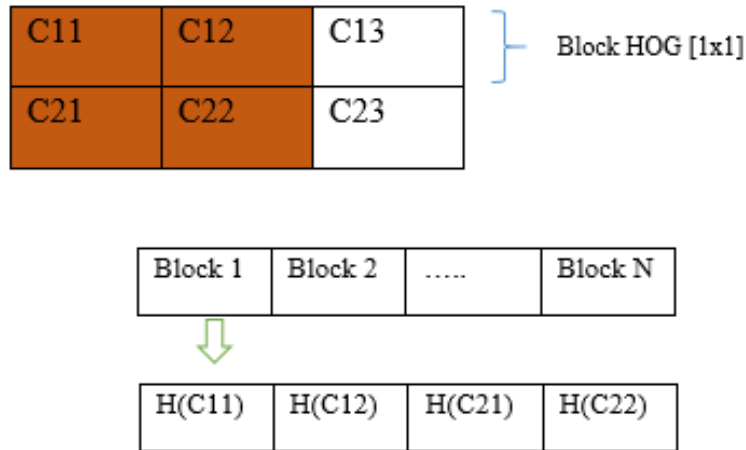
untuk bin $(j + 1) \bmod B$

Ketika hasil *vote bin* telah didapatkan selanjutnya melakukan blok normalisasi dimana fungsinya untuk mendapatkan nilai b tiap blok untuk nantinya mengurangi perubahan kontras antara gambar dari objek, untuk mencari normalisasi blok menggunakan persamaan (13).

$$b \leftarrow \frac{b}{\sqrt{\|b\|^2 + \varepsilon}} \quad (13)$$

Dimana b merupakan nilai pada *bin* dalam sebuah blok dan ε merupakan nilai konstanta. Setelah mendapatkan nilai blok selanjutnya mencari fitur HOG dimana blok yang dinormalisasikan digabungkan menjadi satu buah *feature vector* menggunakan persamaan (14).

$$h \leftarrow \frac{h}{\sqrt{\|h\|^2 + \varepsilon}} \quad (14)$$



Gambar 2. Pembagian Blok Tiap Sel

Gambar 2 merupakan skema pembagian blok setiap sel, dimana nilai ini yang akan digunakan sebagai nilai blok per-HOG *feature vector* tiap blok nilai ini didapatkan dari perhitungan pada kolom citra.

2. 1.3 Support Vector Machine

Support Vector Machine (SVM) merupakan metode klasifikasi biner yang memanfaatkan suatu persamaan *hyperplane* yang membagi dua kelas. seperti (Gambar 3). Data dipisahkan dalam dua kelas label yaitu $y \in \{-1, 1\}$. Data $X_d \in X$ merupakan *feature vector* dengan $d = 1, 2, \dots, N_d$ dimensi. Untuk $d = 2$ maka *hyperplane* berupa garis, sementara untuk $d = 3$ berupa *plane*. Persamaan *hyperplane* merupakan persamaan klasifikasi ditunjukkan oleh persamaan (15) dengan parameter klasifikasinya adalah nilai w dan b sebagai nilai bobot dan bias yang ditunjukkan oleh persamaan (16) dan persamaan (17) secara berturut-turut.

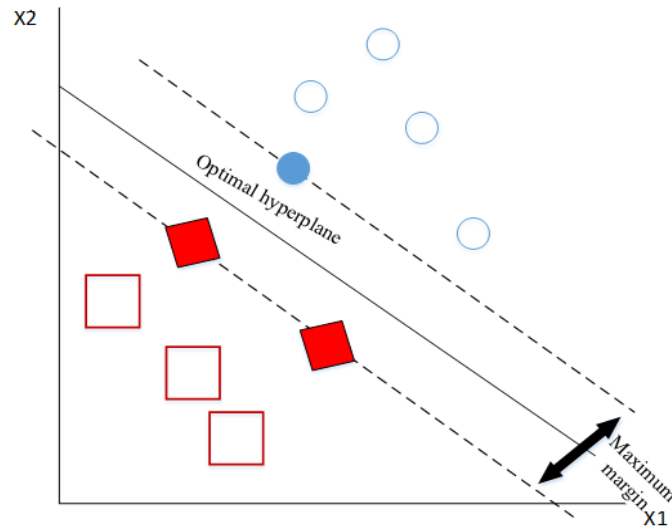
$$f_{svm}(x) = w \cdot x + b \quad (15)$$

$$w = \sum_{i=1}^N a_i y_i x_i \quad (16)$$

$$b = -\frac{1}{2}(w \cdot x^+ + w \cdot x^-) \quad (17)$$

N adalah banyaknya data, a_i nilai koefisien bobot setiap titik pasang data dan label (x_i, x_j) . SVM juga baik mengelola *dataset* dengan memanfaatkan *kernel trik* untuk menemukan *hyperplane* salah satunya yaitu *Linear Kernel* yang ditunjukkan pada persamaan (18).

$$K(x_i x_j) = x_i x_j \quad (18)$$



Gambar 3. *Optimal Hyperplane SVM*

Gambar 3 memperlihatkan beberapa *pattern* yang merupakan anggota dari dua buah *class* +1 dan -1. *Pattern* yang tergabung pada *class* -1 disimbolkan dengan kotak warna merah, sedangkan *pattern* pada *class* +1, disimbolkan dengan lingkaran warna kuning. Masalah klasifikasi dapat diterjemahkan dengan usaha menemukan garis (*hyperplane*) yang memisahkan antara kedua kelompok tersebut.

Dari hasil *kernel* yang didapatkan SVM membuat sebuah persamaan klasifikasi yang disesuaikan dengan *kernel* yang digunakan seperti persamaan (19) dengan nilai klasifikasi kelas didasarkan pada persamaan (20).

$$f_{svm}(x) = \sum_{i \in N} a_i y_i K(x_i, x) + b \quad (19)$$

$$class = \begin{cases} 1, & f_{svm}(x) \geq 0 \\ -1, & \text{selainnya} \end{cases} \quad (20)$$

Penentuan nilai α_i dilakukan dengan menggunakan optimasi LD (*Dualitas Lagrange Multiplier*), yang ditunjukkan pada persamaan (21) dan dengan konstrainnya pada persamaan (22).

$$Ld = \max \sum_{i \in N} a_i - \frac{1}{2} \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} a_i \alpha_j y_i y_j \quad (21)$$

$$\alpha_i \in R \quad f_{svm}(x)$$

$$0 \leq \alpha_i \leq C \text{ dan } \sum_{i \in N} a_i y_i = 0 \quad (22)$$

Dimana C ialah nilai konstanta dengan, $Ld \quad K(x_i, x_j)$ fungsi *kernel* yang digunakan.

2. 1.4 Confusion Matrix

Salah satu metode yang dapat digunakan untuk mengukur kinerja suatu metode klasifikasi dalam membandingkan hasil klasifikasi yang dilakukan oleh sistem dengan hasil klasifikasi yaitu *Confusion Matrix*. Metode *Confusion Matrix* yaitu menghitung persentase *Precision*, *Recall* dan *Accuracy*. Adapun cara menghitungnya menggunakan persamaan (23), (24), (25).

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (23)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (24)$$

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (25)$$

Keterangan :

1. TP : Jumlah data positif citra jenis bunga yang terklasifikasi dengan benar oleh sistem.
2. TN : Jumlah data negatif citra jenis bunga yang terklasifikasi dengan benar oleh sistem.
3. FN : Jumlah data negatif citra jenis bunga namun terklasifikasi salah oleh sistem.
4. FP : Jumlah data positif citra jenis bunga namun terklasifikasi salah oleh sistem.

2. 2 Pengumpulan Data

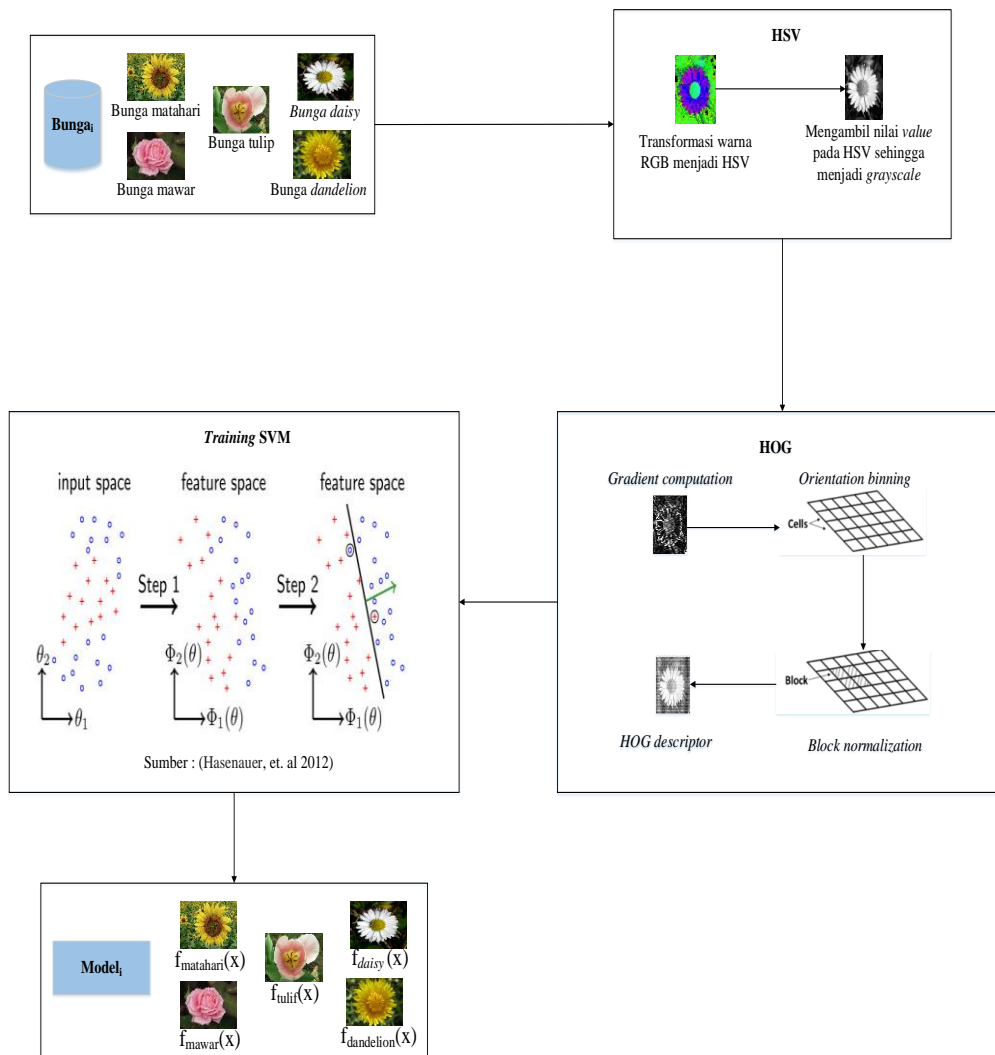
Pengumpulan data berupa citra bunga dengan menggunakan *dataset*, dimana ada lima jenis bunga yaitu *daisy*, *dandelion*, *rose*, *sunflowers* dan *tulip*. Data tersebut didapatkan pada alamat *website kaggle* yang bisa diakses di (<https://www.kaggle.com/alxmamaev/flowers-recognition>). Berikut adalah jumlah data yang terdapat pada setiap jenis bunga dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Data setiap jenis bunga

Jenis – jenis Bunga	Jumlah data
Bunga <i>daisy</i>	80 gambar
Bunga <i>dandelion</i>	80 gambar
Bunga Mawar	80 gambar
Bunga Matahari	80 gambar
Bunga Tulip	80 gambar
Total	400 gambar

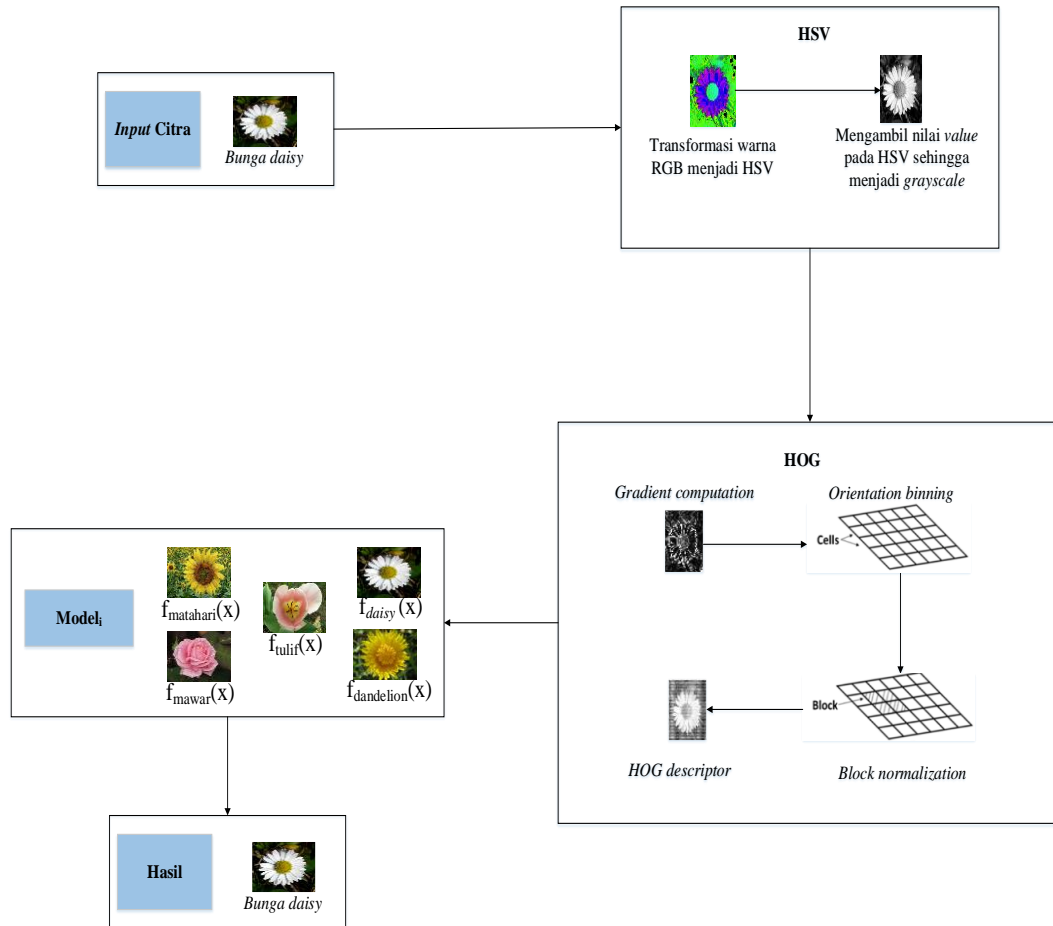
2. 3 Perancangan

Dalam melakukan perancangan data mula-mula melakukan tahap pra-proses dimana proses citra yang diambil akan melakukan tahap segmentasi warna HSV dan ekstraksi ciri menggunakan *Histogram of Oriented Gradient* (HOG), Serta melanjutkan proses klasifikasi menggunakan *Support Vector Machine* (SVM). Ada dua tahapan yang akan dilakukan, yaitu tahapan pelatihan dan pengujian. Pada proses pelatihan pertama kali menentukan jenis bunga yang akan digunakan. Kemudian pada masing-masing jenis bunga tersebut akan di konversi menjadi citra model warna HSV, lalu dilanjutkan pada tahap ekstraksi ciri HOG dan hasil dari citra akan digunakan untuk proses *training* menggunakan metode SVM. Setelah proses *training* selesai maka data model telah didapat untuk digunakan pada saat pengujian data. Proses pelatihan dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Perancangan pada saat dilakukan pelatihan

Pada proses pengujian, citra input diekstrak untuk mendapatkan fitur model warna HSV. Setelah itu dilakukan proses ekstraksi ciri HOG. Lalu dilanjutkan tahap pengecekan untuk memeriksa apakah termasuk jenis bunga yang telah ditentukan. Setelah proses pengecekan selesai maka akan didapatkan data yang sama atau mendekati dengan data model yang telah didapat pada saat pelatihan untuk menentukan termasuk jenis bunga yang telah ditentukan. Proses pengujian dapat dilihat pada Gambar 5.



Gambar 5. Perancangan pada saat dilakukan pengujian

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Implementasi

Tahap ini mengimplementasikan proses pada penelitian untuk memperoleh hasil yang dibutuhkan pada penelitian ini, seperti segmentasi warna HSV, ekstraksi HOG, dan *Support Vector Machine* untuk proses klasifikasinya.

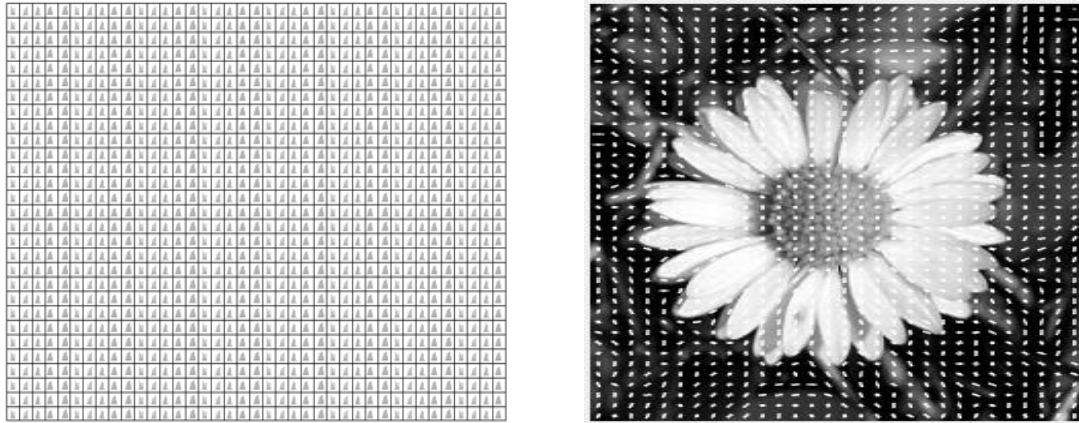
3. 1.1 Implementasi HSV

Pada tahap segmentasi warna HSV dilakukan *resize* terhadap citra bunga dengan ukuran 320x240 pixel. Kemudian citra bunga diubah dari citra RGB menjadi citra HSV, dari citra HSV maka akan diambil nilai *value* sehingga menjadi *grayscale* dan akan dilanjutkan ke proses HOG.

3. 1.2 Implementasi Ekstraksi HOG

Pada tahap HOG, dilakukan terhadap citra latih dan citra uji. Pada proses ini citra *grayscale* yang berukuran 320x240 pixel didapatkan nilai I_x dan nilai I_y menggunakan konvolusi matrix. Setelah itu akan didapatlah nilai *magnitude* dan *orientasi*. Langkah pertama yaitu mengubah citra menjadi *cell* berukuran [8x8] pixel dengan *block* berukuran [2x2], karena ukuran citra yang digunakan adalah [320x240] pixel maka jumlah *cell* yang didapatkan adalah [40x30] dan jumlah *block* [39x29] pixel. Jadi, jumlah *block* yang didapatkan adalah 1131 *block*, dengan [2x2] *cell* atau 4 *cell* dan 1 *block* berisi 9 *bin*, maka didapatkan 1131 *block* x 4 *cell* x 9 *bin* = 40716 *feature vector*. Setelah mendapatkan nilai dari *feature vector* maka dilakukan perhitungan untuk mendapatkan nilai *vote*.

Setiap *cell* akan mencari nilai orientasi sel histogram untuk menentukan batasan dari setiap *cell* terlebih dahulu mencari nilai bobot (w) dan B adalah jumlah bin yaitu 9 bin. Setelah didapat nilai bobot kemudian dapat dihitung ($\text{bin } j$) untuk menentukan batasan dari setiap *cell* baru bisa menghitung nilai *vote*. Setelah nilai *vote* didapatkan dari setiap *cell* dan dari setiap *cell* terdapat *block* dari *block* tersebut dilakukan normalisasi setiap *block* dan didapat *histogram* setiap *block*. Setelah didapatkan normalisasinya maka dapat menghitung HOG *feature* kemudian didapatlah *histogram* dari masing- masing *cell* dan pada tahap akhir didapatlah hasil ekstraksi fitur dari bunga. *Histogram* dan ekstraksi fitur dari bunga dapat dilihat pada gambar 6.



Gambar 6. *Histogram* dan Ekstraksi Bunga

3. 1.3 Implementasi Klasifikasi SVM

Implementasi klasifikasi SVM bertujuan untuk membedakan lima jenis bunga yaitu bunga *daisy*, *dandelion*, *rose*, *sunflower* dan *tulip* yang dibedakan dari data fitur (X) yang didapat dari proses ekstraksi ciri HOG. Klasifikasi SVM dilakukan dengan menggunakan model yang didapat dari proses pelatihan (*training*). Pada proses *training* akan di ambil data bunga dari *feature vector* sebanyak 60 data untuk satu jenis bunga, dan 20 data *testing* untuk satu jenis bunga.

Kemudian setiap *feature vector* jenis bunga dikelompokkan menjadi jenis B^1 (jenis bunga ke 1) dilabelkan dengan angka 1 (positif) dan untuk jenis B^2 , B^3 , B^4 , dan B^5 (sampai jenis bunga ke 5) dilabelkan dengan negatif, dimana positif merupakan kelas yang ingin ditentukan dan negatif sebagai kelas lainnya. Pada prosesnya dalam penggunaan aplikasi matlab label positif dinyatakan sebagai (1) dan negatif sebagai (0).

Pada model klasifikasi SVM terdapat W yang merupakan bobot yang dapat dilakukan dengan $w = \sum_{i=1}^N a_i y_i x_i$. Penentuan nilai dilakukan dengan $Ld = \max \sum_{i \in N} a_i - \frac{1}{2} \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} a_i a_j y_i y_j x_i x_j$. Setelah didapatkan α maka akan melanjutkan dengan mencari nilai b , yaitu nilai bias $b = -\frac{1}{2}(w \cdot x^+ + w \cdot x^-)$. Setelah didapatkan nilai w dan b , maka model SVM $f_{svm}(x)$, yaitu menghitung nilai $f_{svm}(x)$ dengan persamaan $f_{svm}(x) = w \cdot x + b$. Selanjutnya klasifikasi model SVM yang dibuat terdiri dari 5 model yaitu :

1. Bunga *daisy* : $f_{svm}^1(x) = w_1 \cdot x + b_1$
2. Bunga *dandelion* : $f_{svm}^2(x) = w_2 \cdot x + b_2$
3. Bunga *rose* : $f_{svm}^3(x) = w_3 \cdot x + b_3$
4. Bunga *sunflower* : $f_{svm}^4(x) = w_4 \cdot x + b_4$
5. Bunga *tulip* : $f_{svm}^5(x) = w_5 \cdot x + b_5$

3. 2 Pengujian

Pada tahap pengujian dilakukan pada lima jenis bunga yaitu bunga *daisy*, *dandelion*, *rose*, *tulip* dan *sunflower*, Pada tahap ini akan menggunakan *cross validation* dan *confusion matrix*.

Tahap pertama yaitu setelah proses HOG didapatlah *feature vector* bunga lalu diambil fitur tersebut sebagai X dan dibuat label sebagai Y. Label tersebut diberi nilai 1 sebagai positif (bunga yang ditentukan) dan 0 sebagai negatif (bukan bunga yang ditentukan).

Setelah itu masuk ketahap *cross validation*. Pada tahap ini data X dan Y diambil secara acak (*random*). Dengan melakukan empat kali pengujian atau *4K-Fold*. Data yang telah didapat akan disimpan kedalam bentuk .mat yang akan digunakan untuk tahap *training* dan *testing*. Pada tahap *training* akan dilakukan sebanyak empat kali menggunakan optimasi L1QP dan SMO dan akan menghasilkan model training sebanyak empat untuk satu jenis bunga

Model tersebut akan disimpan kedalam bentuk .mat dan akan digunakan untuk tahap *testing*. Pada tahap *testing* akan dilakukan sebanyak empat kali menggunakan optimasi L1QP dan SMO dan akan menghasilkan label *predict* yang menentukan apakah termasuk kedalam jenis bunga yang ditentukan. Lalu hasil tersebut disimpan kedalam bentuk .mat.

Selanjutnya hasil dari *testing* akan dihitung untuk mendapatkan tingkat keberhasilan dengan menggunakan *confusion matrix* dihitung untuk nilai *presision*, *recall*, dan *accuracy*. Hasil pengujian didapatkan dari perhitungan rata-rata sebanyak empat kali pada pengujian tersebut. Berikut hasil yang didapat pada pengujian yang telah didapat menggunakan L1QP dan SMO.

Jadi, hasil pengujian yang didapatkan berupa nilai akurasi yang berasal dari perhitungan rata-rata sebanyak empat kali menggunakan optimasi SMO maupun L1QP hasil tingkat akurasinya sama, pengujian tersebut dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Akurasi jenis bunga

Jenis Bunga	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>Accuracy</i>
<i>Daisy</i>	76 %	53%	87%
<i>Dandelion</i>	85%	41%	86%
<i>Rose</i>	74%	49%	86%
<i>Sunflower</i>	74%	45%	87%
<i>Tulip</i>	75%	42%	86%

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pengujian dapat disimpulkan dari penelitian ini bahwa :

1. SVM mampu mengklasifikasikan jenis bunga pada citra dengan fitur HSV dan HOG dengan rata-rata *precision* 76,8%, *recall* 46% dan *accuracy* 86,4%.
2. Performa SVM dengan fitur HSV dan HOG untuk bunga *daisy* mendapatkan nilai *precision* sebesar 76%, *recall* 53% dan *accuracy* 87%.
3. Performa SVM dengan fitur HSV dan HOG untuk bunga *dandelion* mendapatkan nilai *precision* sebesar 85%, *recall* 41% dan *accuracy* 86%.
4. Performa SVM dengan fitur HSV dan HOG untuk bunga *rose* mendapatkan nilai *precision* sebesar 74%, *recall* 49% dan *accuracy* 86%.
5. Performa SVM dengan fitur HSV dan HOG untuk bunga *sunflower* mendapatkan nilai *precision* sebesar 74%, *recall* 45% dan *accuracy* 87%.
6. Performa SVM dengan fitur HSV dan HOG untuk bunga *tulip* mendapatkan nilai *precision* sebesar 75%, *recall* 42% dan *accuracy* 86%.
7. Performa SVM dengan fitur HSV dan HOG yang mendapatkan nilai terbaik yaitu bunga *daisy*, dengan kemampuan sistem dalam membedakan data (+, -) ditunjukkan oleh nilai *precision* sebesar 76%, dan kemampuan sistem dalam mengenali data positif sebesar 53%, dan secara umum fungsi sistem dalam mengenali data adalah sebesar 87%.

5. SARAN

Berdasarkan kesimpulan tersebut, untuk penelitian selanjutnya dapat dilakukan:

1. Menggunakan metode SVM kernel lain seperti *Polynomial*, *Gaussian*, *Sigmoid*.
2. Menguji data yang memiliki *noise* pada citra bunga .
3. Menggunakan metode klasifikasi dan fitur ekstraksi lain.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Alamsyah, D. (2017). Pengenalan mobil pada citra digital menggunakan HOG-SVM. *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, Vol. 1, No. 2, Maret 2017, pp. 162-168.
 - [2] Hafis Al, A. M., & Safoean Andrie, M. K. (2018). Implementasi metode R-HOG dan support vector machine (SVM) untuk smile detection.
 - [3] Meiriyama. (2018). Klasifikasi citra buah berbasis fitur warna HSV dengan klasifikator SVM. *Jurnal Komputer Terapan*, Vol. 1, No. 2, pp. 50-61.
 - [4] Glagolevs, J., & Freivalds, K. (2018). Logo detection in images using HOG and SIFT. *International Journal of Computer Applications*, No. 22.
 - [5] Sahertian, J., & Sanjaya, A. (2017). Deteksi buah pada pohon menggunakan metode SVM dan fitur tekstur. *Semnas Teknomedia*, pp. 19-24.
 - [6] Farsiah, L., Fuadi Abidin, T., & Munadi, K. (2013). Klasifikasi gambar berwarna menggunakan k-nearest neighbor dan support vector machine. *SNASTIKOM, Banda Aceh*, pp. 1-5.
 - [7] Sari, Y. A., & Suciati, N. (2014). Flower classification using combined a * b * color and fractal-based texture feature. *International Journal of Hybrid Information Technology*, Vol. 7, No. 2, pp. 357-368.
-